

В. С. ДЕМЕШКО, А. И. ФЁДОРОВ

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ПОДСИСТЕМЕ РАЗВЕДКИ КОМПЛЕКСНОЙ СИСТЕМЫ БЕЗОПАСНОСТИ

Военная академия Республики Беларусь

В статье предложена структура комплексной системы безопасности площадных объектов. Рассмотрены основные подсистемы, входящие в её состав. Определены задачи подсистеме разведки по обнаружению и распознаванию наземных объектов наблюдения в сложной фоноцелевой обстановке.

Задача обнаружения объекта наблюдения решалась на основе предложенного ранее алгоритма. Недостатком данного алгоритма являлось наличие ложных срабатываний от мерцающей сложной фоноцелевой обстановки. Для устранения данного недостатка предложено применить классификатор на основе сверточной нейронной сети, который распределяет выделенные объекты по конкретным классам.

Проведен анализ и экспериментальные исследования по оценке точности распознавания наземных объектов такими сверточными архитектурами как VGG-16, VGG-19, Inception v3, ResNet-50, MobileNet. Обучение и проверка качества распознавания данных архитектур проводилось на экспериментально созданном наборе данных с изображением человека на контрастном фоне и на различных дальностях. Полученные результаты свидетельствуют о возможности применения сверточной нейронной сети в системе охраны и её способность работать в реальном масштабе времени.

Ключевые слова: подсистема разведки, средства оптико-электронной разведки, изображение, обнаружение, распознавание, классификатор, сверточная нейронная сеть, архитектура.

Введение

Вопросом охраны важных государственных, военных и экономических объектов уделяется достаточное внимание. К таким объектам можно отнести административные центры, промышленные предприятия, электростанции, аэропорты и аэродромы (гражданского и военного назначения), воинские части т.д. [1].

Каждый из вышеприведенных объектов представляет собой площадной объект.

Основными пространственными характеристиками площадного объекта является его длина, ширина и периметр, а с точки зрения обеспечения безопасности – требуемое расстояние от внешней границы объекта охраны, на котором обеспечивается своевременное обнаружение наземного противника и принятия решения и мер по его ликвидации.

В качестве типового площадного объекта, для примера рассмотрим аэродром, имеющего пространственные характеристики:

- длина 3,5–4,5 км;
- ширина 1,5–2 км;
- периметр 10–12 км.

Для обеспечения своевременного обнаружения объекта наблюдения (типа нарушитель) и своевременного принятия мер к нему (задержание или ликвидации), дальность его обнаружения должна составлять 25–300 м [2].

В настоящее время его охрана и оборона осуществляется, как правило, только с привлечением личного состава из числа взвода охраны и обороны. К сожалению, необходимо констатировать факт, что для охраны внешнего периметра объекта личному составу из технических средств выделяются только бинокли и переносные радиостанции.

Опыт проводимых учений различного уровня показывает, что много недостатков отмечалось как к организации охраны аэродрома, так и к организации охраны позиций, которые в основном осуществлялись путем патрулирования и выставления дозоров [3].

В связи с этим проблема обеспечения комплексной системы безопасности охраняемого площадного объекта является актуальной задачей.

Основная часть

В [4] была предложена структура комплексной системы безопасности для площадного объекта, включающая в себя три подсистемы: подсистему разведки, противодействия и управления (рис. 1).

Подсистема разведки включает в себя: средства оптико-электронной разведки, средства радиолокационной разведки, средства радиотехнической разведки, систему датчиков наземной охраны и предназначена для ведения воздушной, наземной и радиоэлектронной разведки.

Подсистема управления включает в себя средства обработки информации и поддержки принятия решений, средства документирования и объективного контроля, средства информационного обмена с КСА и предназначена для координации действий и непосредственного управления исполнительными элементами подсистем разведки и противодействия, а также информационного обмена с сопрягаемым внешним пунктом управления.

Подсистема противодействия включает в себя средства радиоэлектронного подавления, средства огневого поражения, средства аэрозольной маскировки и предназначена для радиоэлектронного подавления и огневого поражения воздушных и наземных целей.

Две последние подсистемы включаются в работу, если своевременно сработала подсистема разведки.

Одной из задач подсистемы разведки является обнаружение наземного противника. Особая роль в этой задаче отводится средствам оптико-электронной разведки, которые должны обнаружить и распознать объект наблюдения. В соответствии с требованиями к подсистеме разведки, дальность обнаружения наземных объектов должна обеспечивать своевременное принятие мер, направленное на их задержание или ликвидацию. При этом задача обнаружения и распознавания объекта наблюдения должна решаться полностью в автоматическом (автоматизированном) режимах и в реальном масштабе времени.

Сложность обнаружения наземного объекта по сравнению с воздушным объясняется более сложной фоноцелевой обстановкой.

Обнаружение и распознавание воздушной цели осуществляется на небесном фоне, представляющем собой, как правило, однородный фон определенного цвета (голубое небо, сплошная серая облачность или их комбинация с различными оттенками).

Обнаружение и распознавание наземных объектов осуществляется, как правило, в условиях сложной фоноцелевой обстановке. Этот



Рис. 1 – Структурная схема комплексной системы безопасности

фактор обусловлен мерцанием фона при наличии ветра и солнечных лучей (шелест листьев, травы, кустарника, деревьев, различные комбинации рельефа местности в сочетании с различной комбинацией растительного покрова).

Процесс обнаружения и распознавания наземных объектов еще более затруднен или невозможен, если объект наблюдения использует маскировочные свойства местности или подбегает к объекту прикрытия в маскировочном халате, сливающимся с местностью.

Разработанные алгоритмы обнаружения и распознавания наземных объектов в существующих технических системах, способны нормально работать в простых фоновых условиях на малых расстояниях при хорошо видимых и контрастных объектах наблюдения (распознавание номерных знаков автомобилей, лиц в пунктах контроля пропуска, обнаружение человека камерой видеонаблюдения при входе-выхода из здания и т.д.).

В [4] был предложен алгоритм обнаружения и выделения наземных объектов, наблюдаемых в сложной фоновой обстановке (присутствие контрастного фона, интенсивного шума, заслонение объекта фоном).

По результатам экспериментальных исследований проверки качества обнаружения и выделения наземных объектов была построена зависимость частоты правильного выделения объекта $\hat{P}_{пв}$ от частоты ложного выделения объекта $\hat{P}_{лв}$, аналитическую зависимость которой можно определить по формулам:

$$\hat{P}_{пв} = M \left[\frac{\sum_{i=0}^{N_x-1} \sum_{j=0}^{N_y-1} \hat{r}(i, j, n) r(i, j, n)}{\sum_{i=0}^{N_x-1} \sum_{j=0}^{N_y-1} r(i, j, n)} \right], \quad (1)$$

$$\hat{P}_{лв} = M \left[\frac{\sum_{i=1}^{N_x-1} \sum_{j=1}^{N_y-1} \hat{r}(i, j, n) (1-r(i, j, n))}{\sum_{i=0}^{N_x-1} \sum_{j=0}^{N_y-1} (1-r(i, j, n))} \right],$$

где $r(i, j, n)$ – эталонная бинарная маска; $\hat{r}(i, j, n)$ – бинарная маска, полученная с помощью алгоритма;

M – символ усреднения по нескольким кадрам;

N_x, N_y – размеры изображения по вертикали и горизонтали соответственно.

На рис. 2 показаны зависимости $\hat{P}_{пв}$ от $\hat{P}_{лв}$ предложенного алгоритма и известного алгоритма [5], использующего максмедианную фильтрацию. При этом, размерность масок варьировалась от значения 11 до 41.

Анализ полученных результатов позволяет утверждать о преимуществе разработанного алгоритма обнаружения при наблюдении объектов размерами более 20x20 пикселей по сравнению с подходом, использующим максмедианную фильтрацию. Прирост частоты правильного обнаружения объекта составляет до 30% при одном и том же значении ложных тревог 0,005.

Однако, несмотря на полученные преимущества, необходимо отметить, что данный алгоритм выделяет не только объект наблюдения, но и даёт ложные срабатывания

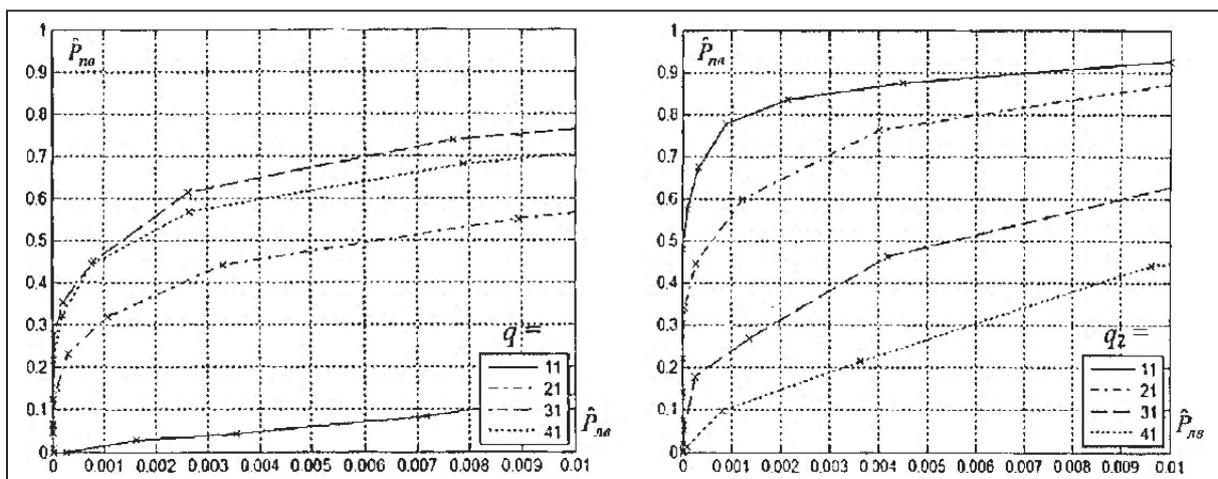


Рис. 2 – Зависимости $\hat{P}_{пв}$ от $\hat{P}_{лв}$ предложенного алгоритма (рисунок справа) и алгоритма основанного на максмедианной фильтрации (рисунок слева)

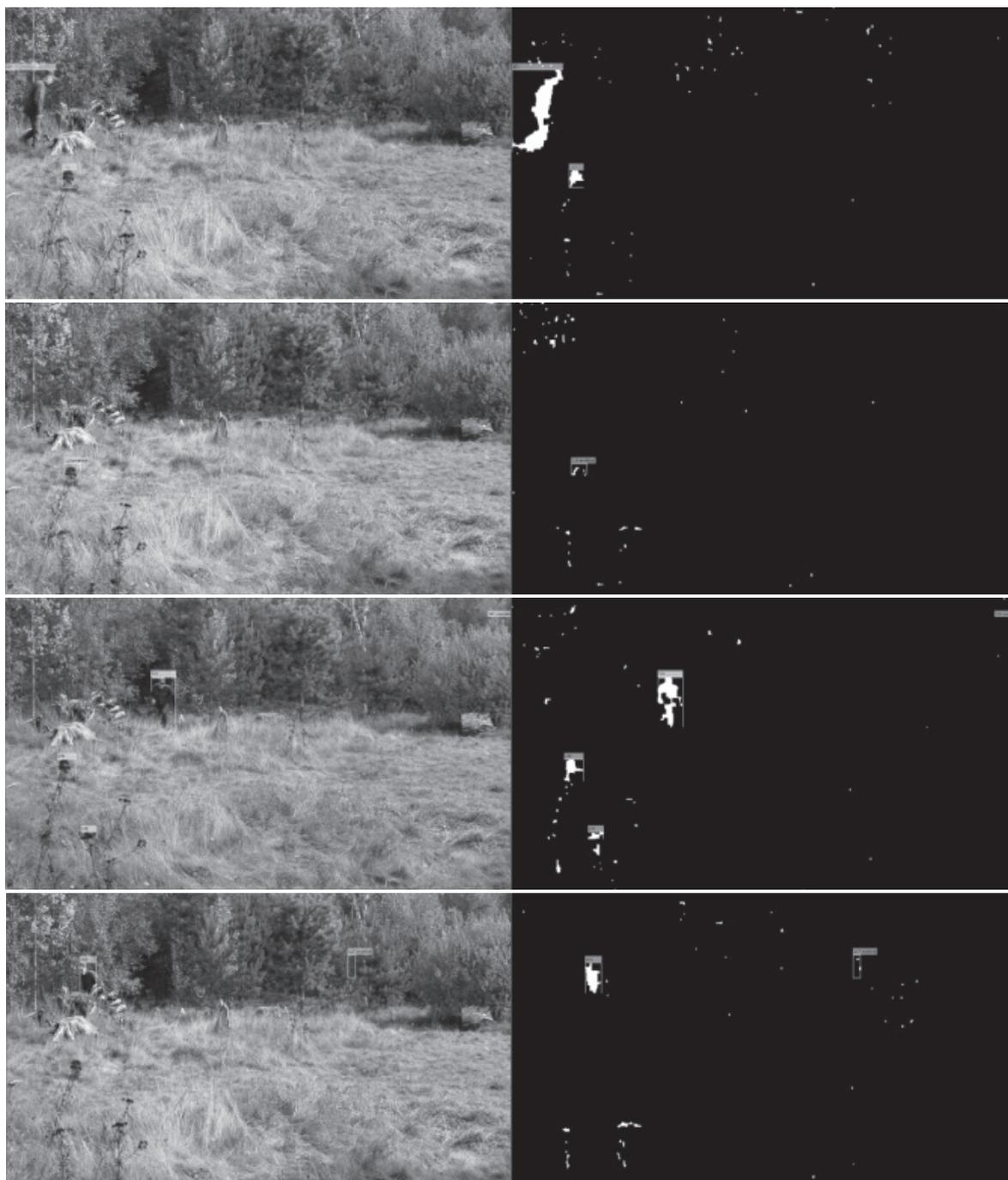


Рис. 3 – Визуальная оценка работы разработанного алгоритма

в ближней зоне наблюдения. Примеры ложных срабатываний представлены на рис. 3.

Для устранения ложных срабатываний предлагается на конечном этапе работы разработанного алгоритма, добавить классификатор, который будет распределять выделенные наземные объекты по конкретным классам (человек, транспортное средство, животное и т.д.) и выводить вероятность принадлежности объекта к конкретному классу на

экран оператору. Общую структурную схему классификатора можно представить в виде (рис. 4).

В настоящее время для решения задач классификации (распознавания) наземных объектов на телевизионных изображениях наиболее перспективным является метод на основе сверточных нейронных сетей.

Сверточная нейронная сеть (СНС) – специальная архитектура искусственных нейронных

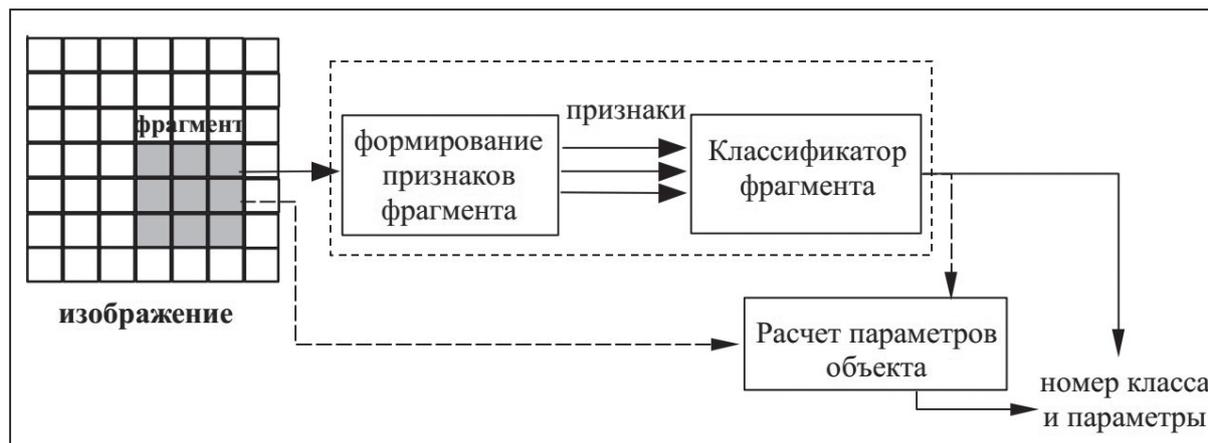


Рис. 4 – Общая структурная схема классификатора наземных объектов

сетей, предложенная Яном Лекуном в 1988 году и нацеленная на эффективное распознавание образов, входит в состав технологий глубокого обучения [6].

Для качественного распознавания объекта наблюдения необходимо решить три задачи: создать базу данных с изображениями объектов наблюдений, построить адекватную модель архитектуры СНС и провести её обучение.

Наибольшего успеха в области классификации изображений достигли решения, основанные на глубоких сверточных сетях, в частности, на таких архитектурах, как VGG-16, VGG-19, Inception v3, ResNet-50, MobileNet [7].

С целью сравнительного анализа вышеописанных архитектур применительно к решению задачи классификации наземных объектов, каждая архитектура была обучена на наборе данных с изображением человека в зависимости от его положения и контрастности, на дальности от 25 до 300 м, снятых на камеру Canon EOS550D с дискретностью 25 м.

Примеры некоторых полученных изображений на дальности от 25 м до 100 м представлены на рис. 5.

Данный набор содержит по 1 тыс. изображений для каждой дальности. При этом тестовая выборка составляет 20%, а обучающая выборка 80% от всего объема изображений. Параметры обучения приведены в таблице 1.

Результаты оценки точности приведены в таблице 2.

Таким образом, видно, что лучшим показателем точности обладает алгоритм классификации на основе архитектуры Inception v3.

Т а б л и ц а 1 – Параметры обучения нейронной сети

Число шагов, тыс	Размер мини-батча	Алгоритм оптимизации	Начальный темп обучения	Момент	Коэффициент затухания
9	32	SGD	0,001	0,9	10^{-3}

Т а б л и ц а 2 – Результаты оценки точности

Название модели	Количество параметров сети, млн	ACC (точность), %	Время обработки одного кадра, с
VGG-16	138	61,9	2,2
Inception v3	23	83,2	1,1
ResNet-50	25	70,1	0,8
MobileNet	4	77,9	0,2

Согласно [8] точность работы сети можно оценить по формуле:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (2)$$

где TP – число истинно-положительных решений;

TN – число истинно-отрицательных решений;

FP – число ложно-положительных решений;

FN – число ложно-отрицательных решений.

Из полученных результатов видно, что время обработки одного кадра данной архитектурой в 10 раз больше, чем обработка одного кадра архитектурой MobilNet.

Вместе с тем точность классификации данной сети на 6% лучше, чем точность классификации архитектуры MobilNet.

Визуальная оценка работы классификатора с использованием модели архитектуры Inception v3 на различных видеосюжетах представлена на рис. 6.

Заключение

Предложена комплексная система безопасности площадного объекта, отвечающая требованиям современных угроз.

Применение СНС в предложенной комплексной системе безопасности площадного

объекта позволило исключить ложные срабатывания, вызванные мерцанием сложной фоноцелевой обстановки, и повысить вероятность распознавания наземных объектов наблюдения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Силы специальных и психологических операций вооруженных сил иностранных государств. Учебное издание – Минск: ВА РБ, 2013.
2. Кузяк, А. Н. Анализ применения сил специальных операций США и НАТО в современных условиях / А. Н. Кузяк, В. И. Гринюк // сбор. науч. стат. Воен. акад. Респ. Беларусь. – 2018. – № 34 – С. 93–98.
3. Учения: «террористы» захватили военный аэродром в Бобруйске . [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://bobruisk.ru/news/2013/09/24/35161> – Дата доступа: 10.04.2020.
4. Демешко В. С., Фёдоров А. И. Комплексная система безопасности площадных объектов // Актуальные проблемы современной науки: сборник статей XIII Межд. науч. конф. г. Актобе: 2019. – с. 248–254.
5. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005.
6. Николенько С. Глубокое обучение. / С. Николенько, А. Кудрин, Е. Архангельская – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
7. C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, A. Rabinovich. Going Deeper with Convolutions. Proceedings of IEEE Conference Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2015). June 7–12, 2015, Pp. 1–12.
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.

REFERENCES

1. Forces of special and psychological operations of the armed forces of foreign states. Textbook – Minsk: VA RB, 2013.
2. Kuzyak, A. N. Analysis of the use of special operations forces of the USA and NATO in modern conditions / A. N. Kuzyak, V. I. Grinyuk // collection of scientific. Stat. War. Acad. Rep. Belarus. – 2018. – № 34 – S. 93–98.
3. Exercises: «terrorists» seized a military airfield in Bobruisk. [Electronic resource]. – Access mode: <https://bobruisk.ru/news/2013/09/24/35161> – Access Date: 04/10/2020.
4. Demeshko V. S., Fedorov A. I. Integrated security system of areal facilities // Actual problems of modern science: collection of articles XIII Int. scientific conf. Aktobe: 2019. – p. 248–254.
5. Gonzalez R. Digital image processing / R. Gonzalez, R. Woods. – M.: Technosphere, 2005.
6. Nikolenko S. Deep learning. / S. Nikolenko, A. Kudrin, E. Arkhangelskaya – St. Petersburg: Peter, 2018. – 480 p.
7. C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, A. Rabinovich. Going Deeper with Convolutions. Proceedings of IEEE Conference Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2015). June 7–12, 2015, Pp. 1–12.
8. Khaikin S. Neural Networks: A Complete Course, Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2nd ed. – M.: Williams, 2006. – 1104p.

Поступила
01.04.2020

После доработки
07.04.2020

Принята к печати
01.06.2020

DEMESHKO V.S., FEDOROV A.I.

APPLICATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS IN THE INTELLIGENCE SECURITY SYSTEM SUBSYSTEM

Military academy of the Republic of Belarus

The article proposes the structure of an integrated security system for areal facilities. The main subsystems included in its composition are considered. The tasks of the intelligence subsystem for detecting and recognizing ground-based objects of observation in a complex phono-target environment are defined.

The task of detecting an object of observation was solved on the basis of a previously proposed algorithm. The disadvantage of this algorithm was the presence of false positives from a flickering complex phono-target environment. To eliminate this drawback, it is proposed to apply a classifier based on the convolutional neural network, which distributes the selected objects to specific classes.

The analysis and experimental studies to evaluate the accuracy of recognition of ground objects by convolutional architectures such as VGG-16, VGG-19, Inception v3, ResNet-50, MobileNet. Training and verification of the recognition quality of

architecture data was carried out on an experimentally created data set with a human image on a contrasting background and at different ranges. The results obtained indicate the possibility of using a convolutional neural network in the security system and its ability to work in real time.

Keywords: intelligence subsystem, optoelectronic intelligence tools, image, detection, recognition, classifier, convolutional neural network, architecture.



Демешко Виктор Сергеевич, магистр технических наук учреждения образования «Военная академия Республики Беларусь».

E-mail: demeka_v@mail.ru

Demeshko Victor Sergeevich, master of technical sciences educational establishment «Military academy of the Republic of Belarus».

Мобильный телефон для связи (персональный): +375292112227



Фёдоров Александр Иванович, кандидат технических наук, доцент учреждения образования «Военная академия Республики Беларусь».

E-mail: alexandr_fedorov_1959@mail.ru

Fedorov Aleksandr Ivanovich, PhD, Associate Professor establishment «Military academy of the Republic of Belarus».

Мобильный телефон для связи (персональный): +375297622857